

WEEKLY REPORT

张建伟

March 24, 2019

1 上周工作

1.1 肝肿瘤分割

- 测试 UNet 的分类分支, 分类结果无法收敛, 主要是因为正样本太少 (每个 slice 仅有 1 个或数个), 分类分支设置的批大小太大则无法学到正样本特征, 批大小太小则难以收敛. 因此对于肝肿瘤真假阳性的分类还是需要取出肿瘤 RoIs 并进行数据增强后单独分类, 此时使用 3D 分类网络应当更合适 (因为医生也是通过前后多个 slice 综合判断的).
- 本周再次回顾了视频目标检测 [1] 中的 spatial guide 的使用方法, 对文中网络结构的 visual modulator 部分做了更适用于肝肿瘤的修改, 把提取目标特征的 VGG 网络替换为全连接层, 对肿瘤和肝脏的密度直方图进行特征提取, 并作为视觉参考信息编码到主干网络中, 同时 spatial modulator 不改变并嵌入到 UNet 中. LiTS 数据集中的肿瘤内部的同质性还是比较强的, 因此相比于纹理特征, 密度特征可能已经足够了 (所以目前使用 3 个 FC 层代替 VGG). 而对于我们自己的数据, 肿瘤经过治疗后其异质性增强, 此时可能使用深层卷积网络的作用才能体现出来.
- 单独分割肿瘤相比同时分割肝脏没有提升效果, 反而变差.

2 下周工作

- 进行上面提到的增加了密度直方图同时使用 spatial guide 的实验. 目前来看使用半自动方法是可以有效提升肿瘤分割精度的方法.

- 考虑分割出的假阳性肿瘤的分类方法, 主要的难点在于肿瘤的尺寸差别很大, 需要考虑多尺度的分类方法. 下周进行论文检索.

3 论文阅读

3.1 Attention U-Net: Learning Where to Look for the Pancreas

本文 [2] 在原始的 UNet 的 skip connection 中加入了注意力机制. 下图为注意力模块, 接收 skip connection 和上采样的特征作为输入, 输出调整后特征图与上采样的特征进行拼接. 如图 1.

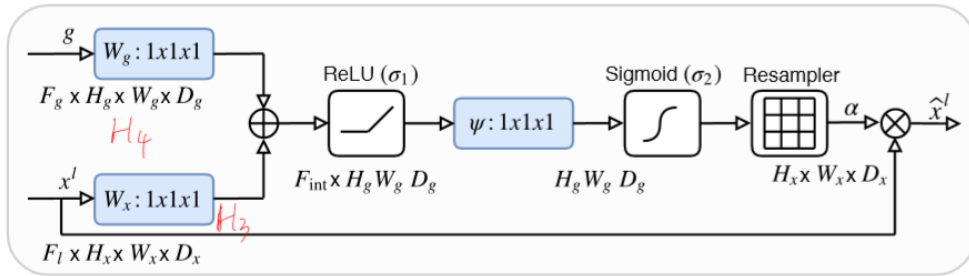


Figure 1

3.2 Deep Layer Aggregation

本文 [3] 受到 dense block 和 FPN 的启发, 对特征层进行迭代式 (图 2) 和累进式 (3) 的特征融合.

3.3 AHCNet: An Application of Attention Mechanism and Hybrid Connection for Liver Tumor Segmentation in CT Volumes

本文 [4] 主要是修改了 UNet 的 skip connection 结构, 使用了类似于 Deep Layer Aggregation 的结构, 对前面几层的特征反复重用. 同时把 Attention UNet 的注意力机制加入. 本文另一个创新点是针对验证精度, 对 dice per case 和 dice global 进行类似于 F1 score 的加权, 从而同时权衡两个评价指标. 如图 4.

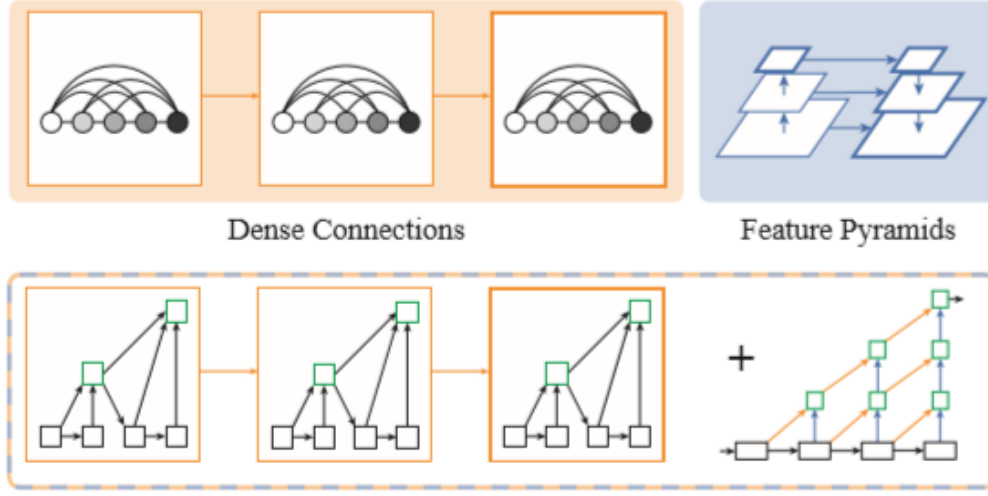


Figure 2

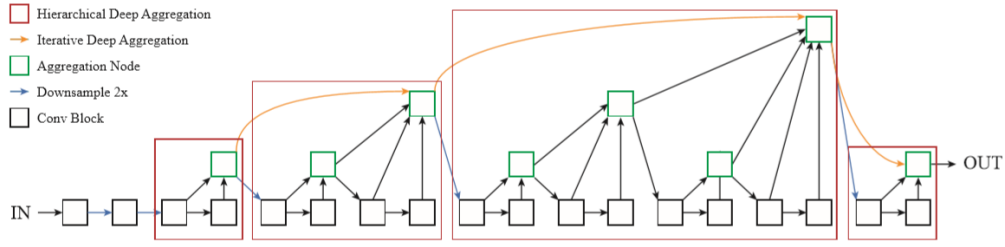


Figure 3

3.4 Cascade R-CNN: Delving into High Quality Object Detection

本文 [5] 分析了目前基于 Faster R-CNN 的目标检测器的缺陷, 训练时设置 proposal 与 ground truth bounding box 的 iou 达到 $u = 0.5$ 时则认为是正样本. 这个阈值选取过高会导致正样本过少, 从而分类器会偏向负样本; 选取过低则导致训练变得困难, 背景部分太多使得难以学习到目标特征. 本文提出了级联 R-CNN, 进行多个阶段的训练, 后一阶段使用前一阶段产生的 proposal, 并且 u 的值依次增大, 从而既保证了正样本的数量, 也避免了分类器难以学到特征. 如图 5.

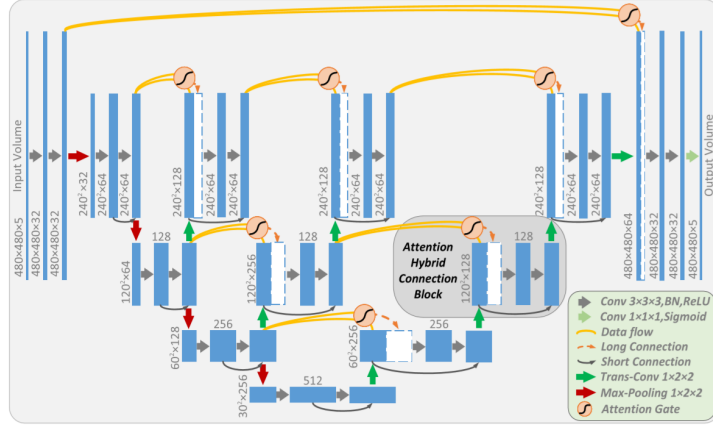


Figure 4

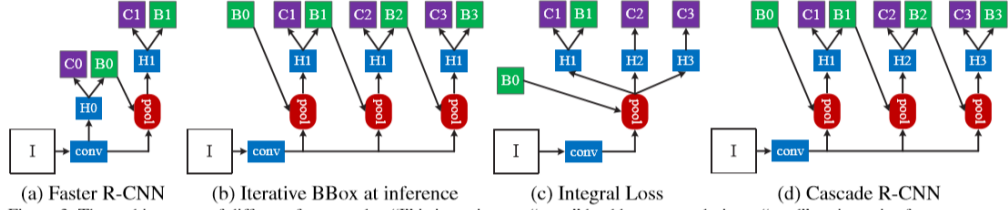


Figure 3. The architectures of different frameworks. “I” is input image, “conv” backbone convolutions, “pool” region-wise feature extraction, “H” network head, “B” bounding box, and “C” classification. “B0” is proposals in all architectures.

Figure 5

3.5 Hybrid Task Cascade for Instance Segmentation

本文 [6] 在 Cascade R-CNN 的基础上进一步探索实例分割方法. 如图 6.

Papers

- [1] Linjie Yang, Yanran Wang, Xuehan Xiong, Jianchao Yang, and Aggelos K Katsaggelos. Efficient video object segmentation via network modulation. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 6499–6507, 2018.
- [2] Ozan Oktay, Jo Schlemper, Loic Le Folgoc, Matthew Lee, Mattias Heinrich, Kazunari Misawa, Kensaku Mori, Steven McDonagh, Nils Y Hammerla, Bernhard Kainz, et al. Attention u-net: learning where to look for the pancreas. *arXiv preprint arXiv:1804.03999*, 2018.
- [3] Fisher Yu, Dequan Wang, Evan Shelhamer, and Trevor Darrell. Deep layer aggregation. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 2403–2412, 2018.
- [4] Huiyan Jiang, Tianyu Shi, Zhiqi Bai, and Liangliang Huang. Ahcnet: An application of attention mechanism and hybrid connection for liver tumor segmentation in ct volumes. *IEEE Access*, 2019.

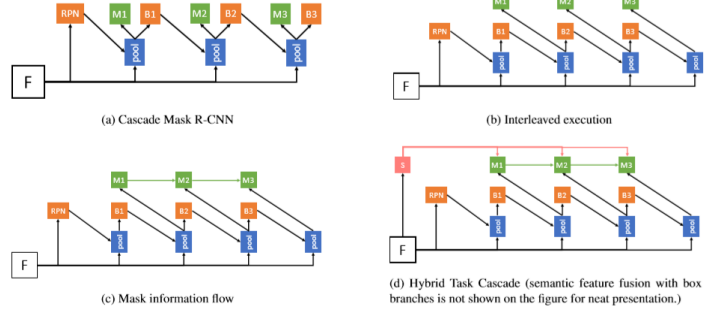


Figure 1: The architecture evolution from Cascade Mask R-CNN to Hybrid Task Cascade.

Figure 6

- [5] Zhaowei Cai and Nuno Vasconcelos. Cascade r-cnn: Delving into high quality object detection. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 6154–6162, 2018.
- [6] Kai Chen, Jiangmiao Pang, Jiaqi Wang, Yu Xiong, Xiaoxiao Li, Shuyang Sun, Wansen Feng, Ziwei Liu, Jianping Shi, Wanli Ouyang, et al. Hybrid task cascade for instance segmentation. *arXiv preprint arXiv:1901.07518*, 2019.